
СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

УДК 004.8, 004.9

Д.І. УГРИН, Ю.О. УШЕНКО, Ю.Я. ТОМКА, К.П. ГАЗДЮК,
В.В. ДВОРЖАК, Д.А. БЛОБРИЦЬКИЙ

ГНУЧКІ МЕТОДОЛОГІЇ УПРАВЛІННЯ РИЗИКАМИ В ЖИТТЄВОМУ ЦИКЛІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ РІШЕНЬ ДИНАМІКИ РИНКОВИХ АКЦІЙ

Чернівецький національний університет ім. Ю. Федьковича

Анотація. У статті досліджено проблему прогнозування динаміки ринкових акцій із використанням сучасних методів машинного навчання. Висока волатильність фінансових ринків і значний рівень невизначеності роблять актуальним застосування автоматизованих інтелектуальних систем для підвищення точності прогнозування та оптимізації інвестиційних стратегій. Запропонована система поєднує моделі машинного навчання Prophet та LSTM (Long Short-Term Memory) для аналізу часових рядів, а також метод Монте-Карло для оцінки ризиків. Розроблено алгоритм збору, очищення та попередньої обробки фінансових даних, що включає отримання історичних курсів акцій з платформи Yahoo Finance, нормалізацію, усунення викидів та формування навчальних вибірок. Архітектура системи складається з модулів збору та обробки даних, побудови прогнозних моделей та оцінки ризиків. Проведено експериментальне дослідження ефективності запропонованих методів на основі реальних фінансових даних. Порівняльний аналіз точності прогнозування показав, що використання LSTM дозволяє досягти середньої точності на рівні 92,4%, тоді як Prophet демонструє точність 88,7%. Оцінка ризиків із застосуванням методу Монте-Карло дозволила визначити ймовірність екстремальних змін вартості активів та їхній вплив на інвестиційний портфель. Отримані результати підтверджують доцільність використання запропонованої системи для прогнозування фінансових ринків. Подальші дослідження зосереджуватимуться на покращенні точності моделей шляхом інтеграції додаткових макроекономічних індикаторів та вдосконаленні адаптивних механізмів налаштування параметрів прогнозування.

Ключові слова: прогнозування динаміки ринкових акцій, інтелектуальний аналіз даних, машинне навчання, моделі Prophet, LSTM, метод Монте-Карло, оцінка ризиків, фінансовий ринок.

Abstract. The article investigates the problem of forecasting market share dynamics using modern machine learning methods. The high volatility of financial markets and a significant level of uncertainty make the use of automated intelligent systems relevant for increasing forecasting accuracy and optimizing investment strategies. The proposed system combines Prophet and LSTM (Long Short-Term Memory) machine learning models for time series analysis, as well as the Monte Carlo method for risk assessment. An algorithm for collecting, cleaning, and preprocessing financial data has been developed, which includes obtaining historical stock prices from the Yahoo Finance platform, normalization, eliminating outliers, and forming training samples. The system architecture consists of modules for collecting and processing data, building forecasting models, and assessing risks. An experimental study of the effectiveness of the proposed methods based on real financial data was conducted. A comparative analysis of forecasting accuracy showed that using LSTM allows achieving an average accuracy of 92.4%, while Prophet demonstrates an accuracy of 88.7%. Risk assessment using the Monte Carlo method allowed us to determine the probability of extreme changes in asset values and their impact on the investment portfolio. The results obtained confirm the feasibility of using the proposed system for forecasting financial markets. Further research will focus on improving the accuracy of the models by integrating additional macroeconomic indicators and improving adaptive mechanisms for setting forecasting parameters.

Keywords: forecasting market share dynamics, data mining, machine learning, Prophet models, LSTM, Monte Carlo method, risk assessment, financial market.

DOI: 10.31649/1681-7893-2025-49-1-111-122

ВСТУП

У сучасних умовах глобалізації та стрімкого розвитку технологій завдання інтелектуальної обробки та прогнозування динаміки ринкових акцій набуває ключового значення. Фінансові ринки, які характеризуються високою динамічністю та непередбачуваністю, потребують точного аналізу для ефективного прийняття рішень. Це зумовлює зростання попиту на надійні інструменти прогнозування з боку інвесторів, фінансових аналітиків та трейдерів.

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

Прогнозування змін курсів акцій є критично важливим завданням для різних категорій користувачів. Для інвесторів точні методи прогнозування сприяють зменшенню фінансових ризиків та максимізації прибутків. Фінансові аналітики та трейдери, у свою чергу, використовують системи прогнозування для аналізу ринкових тенденцій і формування обґрунтованих стратегій купівлі чи продажу активів.

Необхідність проведення досліджень у цій сфері обумовлена такими основними факторами:

1. Підвищення волатильності фінансових ринків. Зростання економічної невизначеності, вплив глобальних криз і швидкі зміни у ринкових умовах створюють значні ризики для інвесторів, які потребують ефективних інструментів для управління цими ризиками.

2. Розвиток технологій і доступність великих даних. Швидкий розвиток технологій Big Data і штучного інтелекту дозволяє аналізувати великі обсяги фінансових даних у реальному часі, підвищуючи точність прогнозування.

3. Зростання складності фінансових інструментів. Сучасні фінансові ринки використовують складні похідні інструменти, управління якими вимагає точних і швидких рішень, базованих на прогнозних моделях.

4. Необхідність адаптації до швидкозмінних умов. Традиційні методи аналізу часто виявляються недостатньо ефективними у реаліях сучасного ринку, що зумовлює потребу у використанні інноваційних математичних моделей і алгоритмів машинного навчання.

5. Формування конкурентних переваг. Точне прогнозування дозволяє учасникам фінансових ринків займати більш вигідні позиції у порівнянні з конкурентами, що є важливим для інституційних інвесторів та фінансових компаній.

Актуальність проблеми обумовлює необхідність застосування сучасних методів інтелектуального аналізу даних, машинного навчання та математичних моделей для прогнозування динаміки ринкових акцій. Інтеграція таких інструментів у процес прийняття рішень дозволяє підвищити ефективність управління фінансовими активами, забезпечуючи їхню адаптивність до динамічних умов ринку.

1. ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ ТА АНАЛОГІВ ДОСЛІДЖЕНЬ

У сучасному світі, де глобалізація та технологічний прогрес визначають розвиток фінансових ринків, інтелектуальний аналіз та прогнозування динаміки ринкових акцій набуває вирішального значення. Волатильність та непередбачуваність фінансових ринків зумовлюють потребу в точних інструментах прогнозування для ефективного прийняття рішень інвесторами, фінансовими аналітиками та трейдерами.

Дослідження в сфері прогнозування динаміки ринкових акцій є надзвичайно актуальними з огляду на такі фактори:

1. Підвищення волатильності. Глобальна економічна нестабільність, кризи та швидкі зміни ринкових умов збільшують ризики для інвесторів, що потребує ефективних інструментів управління цими ризиками;

2. Розвиток технологій. Технології Big Data та штучного інтелекту відкривають можливості для аналізу великих обсягів фінансових даних у реальному часі, що сприяє підвищенню точності прогнозування.

3. Зростання складності фінансових інструментів. Сучасні фінансові ринки характеризуються складними похідними інструментами, управління якими вимагає швидких та точних рішень на основі прогнозних моделей.

4. Необхідність адаптації. Традиційні методи аналізу часто є недостатньо ефективними в умовах сучасного ринку, що зумовлює потребу в інноваційних математичних моделях та алгоритмах машинного навчання.

5. Конкурентні переваги. Точне прогнозування дозволяє учасникам ринку займати вигідніші позиції порівняно з конкурентами.

У науковій літературі представлено широкий спектр досліджень, присвячених прогнозуванню динаміки ринкових акцій. Автори використовують різноманітні методи, серед яких:

1. Статистичні моделі: авторегресія (AR) [1], ковзне середнє (MA) [2], моделі ARCH [3] та GARCH [4];

2. Машинне навчання: нейронні мережі (зокрема LSTM) [5], дерева рішень [6], метод опорних

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

векторів [7], Prophet [8];

3. Фундаментальний аналіз: аналіз фінансової звітності компаній, економічних показників та інших факторів, що впливають на вартість акцій [9].

4. Технічний аналіз: використання графіків, індикаторів та інших інструментів для ідентифікації трендів та прогнозування майбутніх змін цін [10].

Існує багато розробок, спрямованих на створення систем прогнозування динаміки ринкових акцій. Серед них можна виділити:

1. Програмні продукти: Bloomberg Terminal [11], Refinitiv Eikon [12], MetaTrader [13].

2. Онлайн-платформи: TradingView [14], Yahoo Finance [15], Google Finance [16].

3. Системи штучного інтелекту: розробки компаній, що спеціалізуються на фінансових технологіях (FinTech) [17].

Представлене дослідження зосереджено на розробці інтелектуальної системи прогнозування рішень щодо динаміки ринкових акцій. Система інтегрує сучасні методи машинного навчання (Prophet, LSTM) та метод Монте-Карло для оцінки ризиків. Особлива увага приділяється створенню інтерактивної платформи для аналізу ринкових тенденцій та формування рекомендацій щодо інвестицій.

Огляд літератури та аналогів досліджень показує, що проблема прогнозування динаміки ринкових акцій є актуальною та досліджуваною. Існує широкий спектр методів та інструментів, які використовуються для вирішення цієї задачі. Представлене дослідження пропонує інтелектуальну систему, що поєднує сучасні технології аналізу даних, прогнозування та підтримки прийняття рішень, спрямовану на підвищення ефективності управління фінансовими активами в умовах динамічного ринку.

2. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ТА ЦІЛІ ДОСЛІДЖЕННЯ

Метою дослідження є розробка інтелектуальної системи прогнозування рішень щодо динаміки ринкових акцій, яка забезпечує точне передбачення змін курсів акцій, інтегрує оцінку ризиків та надає практичні інструменти для підтримки ухвалення рішень в умовах невизначеності фінансових ринків.

На основі мети можна виділити цілі дослідження:

1. Створення бази даних для аналізу ринку акцій:

- Збір, обробка та систематизація історичних і поточних даних про курси ринкових акцій із надійних джерел, таких як Yahoo Finance, із використанням сучасних технологій автоматизації;

- Виявлення ключових факторів, які впливають на динаміку ринкових акцій.

2. Розробка прогнозних моделей:

- Використання алгоритмів машинного навчання, таких як Prophet і LSTM, для моделювання динаміки курсів акцій;

- Інтеграція методу Монте-Карло для оцінки ризиків і прогнозування вартості інвестиційного портфеля за різними сценаріями.

3. Розробка системи підтримки рішень:

- Створення інтерактивної платформи для аналізу ринкових тенденцій, прогнозування курсів акцій і формування рекомендацій щодо інвестицій;

- Впровадження засобів візуалізації для зручного представлення результатів прогнозування та аналітики.

4. Оцінка точності моделей:

- Проведення тестування розроблених моделей із використанням метрик, таких як R^2 , MAE, MSE та RMSE;

- Аналіз точності прогнозів у короткостроковій та довгостроковій перспективі.

5. Розробка нефункціональних характеристик системи:

- Забезпечення масштабованості системи для роботи з великими обсягами даних і підтримки великої кількості користувачів;

- Гарантування надійності та безпеки платформи через інтеграцію хмарних технологій, резервного копіювання та сучасних методів шифрування;

- Забезпечення інтуїтивно зрозумілого інтерфейсу для різних категорій користувачів.

6. Врахування впливу зовнішніх факторів:

- Аналіз залежності точності системи від стабільності зовнішніх джерел даних і бібліотек машинного навчання;

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

- Розробка стратегії адаптації системи до можливих змін у зовнішніх API та інфраструктурі.

Досягнення поставлених цілей дозволить створити систему, яка об'єднає сучасні технології аналізу даних, прогнозування та підтримки рішень, забезпечуючи ефективне управління фінансовими активами та адаптацію до викликів сучасного ринку.

Система ґрунтується на низці важливих припущень та залежностей, необхідних для її ефективного функціонування. Зокрема, передбачається, що доступ до даних про ринкові курси акцій буде забезпечено у достатній кількості та якості, що дозволить проводити аналіз та прогнозування з високою точністю. Основними джерелами даних виступатимуть сервіси на кшталт Yahoo Finance, які повинні надавати актуальну та достовірну інформацію.

Алгоритми машинного навчання, такі як Prophet та LSTM для прогнозування, а також Monte-Carlo для оцінки ризиків, передбачається використовувати із розрахунком на їхню достатню точність для створення якісних прогнозів. Технічна інфраструктура має бути стабільною, забезпечуючи безперервну роботу системи, оперативну обробку даних та належний рівень продуктивності. Також вважається, що користувачі матимуть базові знання у сфері фінансового аналізу, що дозволить їм ефективно працювати з функціоналом системи. Регулярні оновлення забезпечуватимуть актуальність даних та вдосконалення прогнозних алгоритмів.

Система залежить від зовнішніх API та сервісів, таких як Yahoo Finance, від яких залежить якість та актуальність прогнозів. Використання інструментів машинного навчання (scikit-learn, Prophet) та фреймворків (наприклад, Streamlit) є критичним для її функціонування. Зміни або оновлення цих інструментів можуть впливати на роботу системи. Для обробки та зберігання великих обсягів даних система покладається на хмарні сервіси та сервери, продуктивність і стабільність яких мають вирішальне значення для швидкості та надійності роботи. Врахування цих припущень та залежностей є важливим для успішного запуску та стабільної роботи системи аналізу й прогнозування ринкових акцій.

3. МАТЕРІАЛИ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА МЕТОДИ

Система прогнозування рішень динаміки ринкових акцій складається з декількох ключових компонентів, кожен з яких відіграє важливу роль у її функціонуванні. Ці компоненти глибоко інтегровані між собою, що забезпечує ефективність системи та досягнення її цілей. На рис. 1 показані взаємозв'язки між ними.

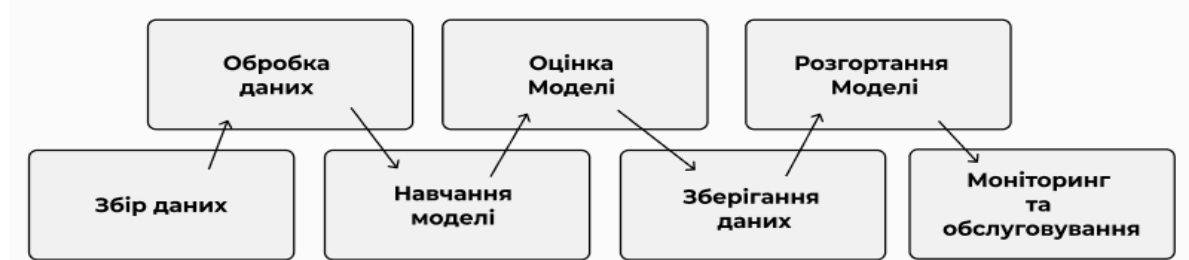


Рисунок 1 – Взаємодія між компонентами системи

Опишемо основні компоненти системи прогнозування рішень динаміки ринкових акцій:

1. Компонент збору даних (Data Collection Component): відповідає за отримання інформації з різних джерел, зокрема фінансових ринків, економічних індикаторів та інших релевантних даних. Використовує бібліотеки, такі як ufinance, для автоматизованого збору інформації.

2. Компонент обробки даних (Data Processing Component): виконує очищення, трансформацію та підготовку даних для подальшого використання. Включає обробку пропущених значень, нормалізацію та фільтрацію шуму для підвищення якості даних.

3. Компонент навчання моделі (Model Training Component): відповідає за створення прогнозних моделей на основі підготовлених даних. Використовує алгоритми, такі як Prophet для прогнозування тенденцій та Monte-Carlo для аналізу ризиків.

4. Компонент оцінки моделі (Model Evaluation Component): виконує аналіз точності та продуктивності моделей за допомогою метрик (R^2 , MAE, MSE, RMSE), що дозволяє оцінити ефективність прогнозування та виявити можливі покращення.

5. Компонент зберігання даних (Data Storage Component): забезпечує надійне збереження вхідних

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

та оброблених даних у базах даних або хмарних сховищах, що дозволяє швидкий доступ та масштабованість системи.

6. Компонент розгортання моделі (Model Deployment Component): відповідає за інтеграцію навчених моделей у виробниче середовище. Використовує фреймворк Streamlit для створення інтерактивних веб-додатків, які надають прогнози даних користувачам.

7. Компонент моніторингу та обслуговування (Monitoring and Maintenance Component): здійснює безперервний контроль продуктивності моделей у реальному часі та оновлення алгоритмів для підтримки їхньої актуальності.

Таким чином, система буде активно взаємодіяти із зовнішніми джерелами даних (фінансовими ринками, економічними показниками тощо) та кінцевими користувачами, які використовують отримані прогнози для ухвалення рішень.

Компоненти системи інтегровані у єдиний потік обробки даних: зібрана інформація проходить етапи обробки, передається до компонента навчання моделі, після чого її оцінка визначає подальші кроки, такі як коригування параметрів або повторне навчання.

Таким чином, система прогнозування рішень динаміки ринкових акцій є складною та взаємозалежною структурою, що вимагає ефективної координації всіх компонентів для досягнення високої точності прогнозів та підтримки стабільності роботи.

Проведемо опис математичних моделей прогнозування часових рядів у сфері фінансів на основі моделей Prophet, LSTM, і методу Монте-Карло для прогнозування рішень динаміки ринкових акцій:

1. Модель Prophet розроблена для прогнозування часових рядів з сезонними компонентами [1]. Вона моделює дані за допомогою адитивної або мультиплікативної структури:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon_t,$$

де $y(t)$ – прогнозоване значення в момент часу t , $g(t)$ – тренд (довгострокова зміна), $s(t)$ – сезонність (періодичні коливання), $h(t)$ – вплив свята чи події (дискретні збурення), ϵ_t – залишковий шум, що моделюється як гауссівський шум $\epsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$.

Основними параметрами в моделі є:

1.1. Трендова функція – лінійний або логістичний тренд.

Лінійний тренд виражається як:

$$g(t) = (k + \delta_t)t + m,$$

де k – швидкість зміни, m – зсув.

Логістичний тренд (з обмеженням) подається у вигляді:

$$g(t) = \frac{C}{1 + \exp(-k(t - m))},$$

Де C – асимптотичний максимум.

1.2. Сезонність (гармонічні функції) задається за допомогою тригонометричних функцій:

$$s(t) = \sum_{n=1}^N \left(a_n \cos\left(\frac{2\pi n t}{P}\right) + b_n \sin\left(\frac{2\pi n t}{P}\right) \right),$$

де P – період (наприклад, 365 днів для річної сезонності).

1.3. Свята чи події (індикаторні змінні), де використовуються індикаторні змінні для позначення впливу конкретних подій, що задається у вигляді:

$$h(t) = \sum_{i=1}^L a_i \cdot 1_{\{t \in \text{holiday}_i\}}$$

2. Модель LSTM (Long Short-Term Memory) – це тип рекурентних нейронних мереж (RNN), що здатний працювати з довгостроковими залежностями [2]. Для моделі LSTM застосовуються рівняння:

1. Вхід:

$$x_t \in R^n,$$

де x_t – вектор значень у момент часу t .

2. Стани шарів:

- Внутрішній стан (cell state): c_t .
- Прихований стан (hidden state): h_t .

3. Головні рівняння:

- Забуваючий шар:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f),$$

σ – сигмоїдальна функція активації, яка визначає, які дані з попереднього стану c_{t-1} зберігати.

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

- Шар введення:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i),$$

$$\hat{c}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c),$$

- Оновлення стану:

$$c_t = f_t * c_{t-1} + i_t * \hat{c}_t$$

- Вихідний шар:

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o),$$

$$h_t = o_t * \tanh(c_t).$$

4. Прогноз. На останньому шарі використовується повнозв'язний шар, щоб отримати фінальне прогнозоване значення y_t :

$$\hat{y}_t = \text{Dense}(h_t).$$

3. Метод Монте-Карло – базується на ітеративному генеруванні випадкових сценаріїв розвитку часових рядів для оцінки ймовірного розподілу можливих результатів.

Опишемо алгоритм.

1. Моделювання ціни акцій. Ціна акції моделюється за допомогою геометричного броунівського руху:

$$S_{t+\Delta t} = S_t \cdot \exp\left(\left(\mu - \frac{\sigma^2}{2}\right)\Delta t + \sigma \cdot \epsilon \cdot \sqrt{\Delta t}\right),$$

де S_t – ціна акції в момент часу t , μ – середній очікуваний темп зростання, σ – волатильність (мінливість), $\epsilon \sim N(0,1)$ – випадкова величина з нормального розподілу.

2. Багаторазове повторення. Генерується N траєкторій цін акцій ($N \gg 1000$), кожна з яких моделює можливий сценарій.

3. Оцінка прогнозу. Для отриманих траєкторій розраховуються середні або довірчі інтервали:

$$\hat{S}_T = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_T^{(i)}$$

де $S_T^{(i)}$ – значення ціни на кінцевий момент часу для i -ої траєкторії.

Представимо діаграму взаємодії розробленої системи прогнозування рішень динаміки ринкових акцій. На рис. 2 зображено її структуру.

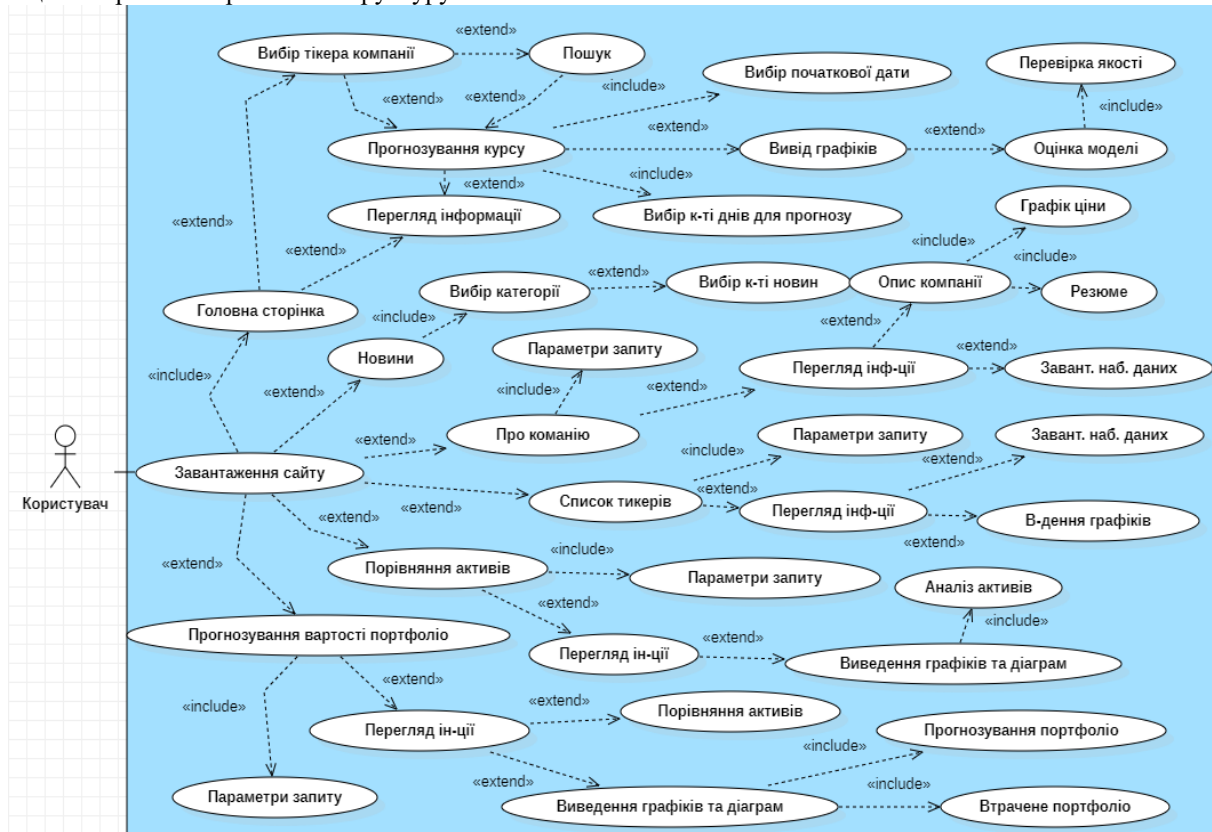


Рисунок 2 – Діаграма взаємодії системи прогнозування рішень динаміки ринкових акцій

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

Етап підготовки вхідних даних для навчання моделей машинного навчання є ключовим для точності прогнозів. Завантаження та обробка фінансових даних із Yahoo Finance забезпечують доступ до якісних історичних даних ринкових акцій, необхідних для аналізу та розпізнавання трендів. Платформа пропонує зручні формати даних (API, CSV) і підтримує широкий спектр ринків, що робить її універсальним інструментом для фінансового аналізу (рис. 3).



Рисунок 3 – Сайт Yahoo Finance

Процес завантаження та обробки фінансових даних передбачає вибір ключових параметрів із Yahoo Finance, які є основою для прогнозування, аналізу ринкових трендів, оцінки ризиків і ухвалення інвестиційних рішень.

Історичні дані готуються для моделі Prophet шляхом вибору стовпців "Date" і "Close", які перейменовуються у "ds" (дата) та "y" (ціна закриття). Це забезпечує обробку часових рядів із урахуванням трендів і сезонних коливань.

	↑ Symbol	Security	GICS Sector	GICS Sub-Industry	Headquarters Location	Date added	CIK	Founded
12	A	Agilent Technologies	Health Care	Health Care Equipment	Santa Clara, California	2000-06-05	1,090,872	1999
29	AAL	American Airlines Group Inc.	Industrials	Passenger Airlines	Fort Worth, Texas	2015-03-23	6,201	1934
9	AAP	Advance Auto Parts	Consumer Discretionary	Automotive Retail	Raleigh, North Carolina	2015-07-09	1,158,449	1932
44	AAPL	Apple Inc.	Information Technology	Technology Hardware, Storage & Peripherals	Cupertino, California	1982-11-30	320,193	1977
3	ABBV	AbbVie	Health Care	Pharmaceuticals	North Chicago, Illinois	2012-12-31	1,551,152	2013 (1888)
36	ABC	AmerisourceBergen	Health Care	Health Care Distributors	Conshohocken, Pennsylvania	2001-08-30	1,140,859	1985
2	ABT	Abbott	Health Care	Health Care Equipment	North Chicago, Illinois	1957-03-04	1,800	1888
47	ACGL	Arch Capital Group	Financials	Reinsurance	Hamilton, Bermuda	2022-11-01	947,484	1995
4	ACN	Accenture	Information Technology	IT Consulting & Other Services	Dublin, Ireland	2011-07-06	1,467,373	1989
7	ADBE	Adobe Inc.	Information Technology	Application Software	San Jose, California	1997-05-05	796,343	1982
40	ADI	Analog Devices	Information Technology	Semiconductors	Wilmington, Massachusetts	1999-10-12	6,281	1965
6	ADM	ADM	Consumer Staples	Agricultural Products & Services	Chicago, Illinois	1957-03-04	7,084	1902

Рисунок 4 – Детальна інформація про організації

Користувач самостійно визначає обсяг даних, з якими буде працювати, встановлюючи діапазон дат та інші параметри. Цей гнучкий підхід дозволяє адаптувати обробку даних під конкретні завдання та потреби користувача. Для отримання детальної інформації про компанії, які входять до індексу S&P 500, використовується інший набір даних. Кожен стовпчик у цій таблиці містить певну інформацію про кожну компанію, таку як:

- Symbol: символ або скорочена назва компанії (тип: string);

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

- Security: повна назва компанії (тип: string);
- GICS Sector: сектор GICS, до якого належить компанія (тип: string);
- GICS Sub-Industry: підгалузь GICS, до якої належить компанія (тип: string);
- Headquarters Location: місцезнаходження головного офісу компанії (тип: string);
- Date added: дата першого додавання компанії до індексу S&P 500 (тип: date);
- CIK (Central Index Key): унікальний ідентифікатор для ідентифікації компаній в документах, поданих до SEC (тип: int);
- Founded: рік заснування компанії і початку її діяльності (тип: string).

На рисунку 4 показано компанії у секторі, обраному користувачем.

На рисунку 5 представлено процес завантаження користувачем набору даних. Після завантаження інформація зберігається у структурованому форматі, що спрощує подальший аналіз та прогнозування за допомогою моделей машинного навчання.

Рисунок 5 – Процес завантаження даних з Yahoo Finance

Реалізовано можливість вибору початкової дати та діапазону днів для прогнозування. Користувач задає дату початку за допомогою функції `st.date_input`, що дозволяє обрати дату з календаря. Початкове значення встановлено на 1 січня 2000 року. Поточна дата автоматично визначається та форматується у вигляді рядка. Дані за вибраний період завантажуються за допомогою функції `yf.download`, де `selected_stock` — це обраний фінансовий інструмент, а діапазон часу охоплює період від зазначеної дати до сьогодні.

Крім того, реалізовано слайдер для вибору кількості днів прогнозування. Діапазон можливих значень складає від 1 до 365 днів, з початковим значенням 30 днів. Якщо вибраний період перевищує 90 днів, система виводить попередження про можливе зниження точності прогнозу.

```
# Вибір дати
START = st.date_input("Початкова дата:", date(2000, 1, 1))
TODAY = date.today().strftime("%Y-%m-%d")
data = yf.download(selected_stock, START, TODAY)

# Вибір діапазону днів
n_years = st.slider("Діапазон днів для прогнозування:", 1, 365, 30)
period = n_years
if n_years >= 91:
    st.warning("Чим довший період прогнозування, тим нижча точність.")
```

Для кожного вибраного фінансового інструменту завантажуються такі атрибути:

- Date (Дата) – дата торгового дня.
- Open (Ціна відкриття) – ціна акції на початку торгової сесії.

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

- High (Максимальна ціна) – найвища ціна, досягнута акцією протягом дня.
- Low (Мінімальна ціна) – найнижча ціна, досягнута акцією протягом дня.
- Close (Ціна закриття) – ціна акції на момент закриття торгів.
- Adj Close (Відкоригована ціна закриття) – ціна закриття, скоригована з урахуванням корпоративних змін, таких як поділ акцій і виплата дивідендів.
- Volume (Обсяг торгів) – кількість акцій, куплених або проданих протягом дня.

Завантажений набір даних містить усі зазначені атрибути та доступний для перегляду користувачем, як показано на рисунку 6.

Raw [MSFT] Dataset

Dataset Uploaded successfully! ✓

Check it Out

	Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
0	2000-01-03 00:00:00	58.6875	59.3125	56	58.2813	36.0006	53,228,400
1	2000-01-04 00:00:00	56.7813	58.5625	56.125	56.3125	34.7845	54,119,000
2	2000-01-05 00:00:00	55.5625	58.1875	54.6875	56.9063	35.1513	64,059,600
3	2000-01-06 00:00:00	56.0938	56.9375	54.1875	55	33.9738	54,976,600
4	2000-01-07 00:00:00	54.3125	56.125	53.6563	55.7188	34.4178	62,013,600

	Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
6,131	2024-05-16 00:00:00	421.8	425.42	420.35	420.99	420.99	17,530,100
6,132	2024-05-17 00:00:00	422.54	422.92	418.03	420.21	420.21	15,352,200
6,133	2024-05-20 00:00:00	420.21	426.77	419.99	425.34	425.34	16,272,100
6,134	2024-05-21 00:00:00	426.83	432.97	424.85	429.04	429.04	21,453,300
6,135	2024-05-22 00:00:00	430.09	432.41	427.13	430.52	430.52	18,021,300

Рисунок 6 – Відображення набору даних у системі

Процес завантаження та обробки фінансових даних передбачає вибір ключових атрибутів з Yahoo Finance, необхідних для подальшого прогнозування. Це створює надійну основу для аналізу ринкових трендів, оцінки ризиків та прийняття інвестиційних рішень.

Модель Prophet підтримує річну, тижневу та денну сезонність, що дозволяє враховувати циклічні зміни, покращуючи точність прогнозів і допомагаючи адаптувати інвестиційні стратегії до ринкових коливань. Графіки сезонності (рис. 7) ілюструють внесок різних циклів у прогнозовані значення, допомагаючи краще розуміти вплив часових патернів на дані.

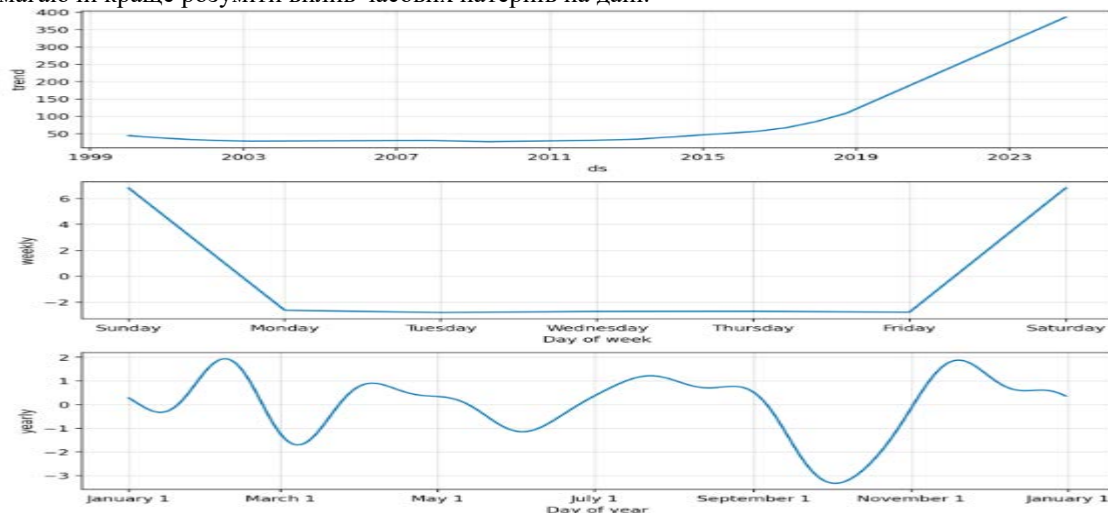


Рисунок 7 – Графіки застосування сезонності в моделі Prophet

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

Налаштування сезонності в Prophet дозволяє враховувати регулярні коливання, такі як щотижневі піки, спадання активності та річні тренди. Це покращує точність прогнозів, базуючись на історичних даних, і сприяє розробці інвестиційних стратегій.

Для моделі LSTM дані нормалізуються методом мінмакс, а часові ряди формуються за допомогою віконного аналізу. Додатково створюються ознаки, такі як волатильність, рухомі середні та технічні індикатори (RSI, MACD), що покращують адаптацію до складних фінансових патернів. Ці підходи дозволяють ефективно аналізувати ринкову динаміку та прогнозувати майбутні значення.

Інтелектуальна система виявляє та усуває пропущені значення у наборі даних, що є важливим для забезпечення якості моделі. Виявлення пропусків виконується через аналіз стовпців, а для їх заповнення застосовується метод forward fill, який підставляє останнє відоме значення.

```
with st.expander("Any missing Values?"):
    st.write(data.isnull().sum())
    data = data.fillna(method='ffill')
    st.success("We don't have any missing values!")
```

Система перевіряє наявність пропущених значень і повідомляє користувача про результати. У разі виявлення пропусків застосовується метод forward fill, що забезпечує цілісність даних. Для стандартизації дані нормалізуються, щоб уникнути домінування окремих атрибутів:

```
scaler = StandardScaler()
data[['Open', 'High', 'Low', 'Close', 'Adj Close', 'Volume']] = scaler.fit_transform(data[['Open', 'High', 'Low', 'Close', 'Adj Close', 'Volume']])
```

Попередня обробка включає перевірку та усунення пропусків методом ffill().bfill() і додавання технічних індикаторів, як-от RSI і SMA, для підвищення інформативності:

```
df['RSI'] = ta.rsi(df['Close'], length=14)
df['SMA'] = ta.sma(df['Close'], length=9)
df['RSI'] = ta.rsi(df['Close'], length=14)
df['SMA'] = ta.sma(df['Close'], length=9)
```

```
df['RSI'] = ta.rsi(df['Close'], length=14)
df['SMA'] = ta.sma(df['Close'], length=9)
```

Дані масштабуються до діапазону [0, 1] за допомогою MinMaxScaler, що покращує навчання моделі. Для LSTM створюються часові вікна, які враховують послідовності даних для аналізу патернів:

```
for i in range(len(scaled_data) - time_steps):
    X.append(scaled_data[i:i + time_steps])
    y.append(scaled_data[i + time_steps, 0])
```

Ці кроки забезпечують підготовку якісних даних для моделей Prophet і LSTM, підвищуючи точність прогнозування та зменшуючи ризики. Результати експериментального дослідження на реальних фінансових даних продемонстрували високу ефективність розробленої системи прогнозування. Зокрема, використання моделі LSTM забезпечило значну перевагу в точності прогнозування (92,4%) порівняно з моделлю Prophet (88,7%). Крім того, застосування методу Монте-Карло для оцінки ризиків надало можливість ідентифікувати потенційні загрози для інвестиційного портфеля, пов'язані з екстремальними змінами вартості активів. Отримані результати свідчать про доцільність та практичну значущість запропонованої системи для прогнозування ситуацій на фінансових ринках.

ВИСНОВКИ

Дослідження спрямоване на розробку інтелектуальної системи прогнозування фінансових рішень щодо динаміки ринкових акцій. Запропонована система інтегрує сучасні методи машинного навчання (Prophet, LSTM) із методом Монте-Карло для оцінки ризиків, що дозволяє підвищити точність прогнозування та ефективність прийняття інвестиційних рішень.

Основні наукові результати:

1. Розроблено інтелектуальну систему, що поєднує етапи збору, обробки та аналізу фінансових даних, побудови прогнозних моделей і комплексної оцінки ризиків.
2. Застосовано сучасні алгоритми машинного навчання (Prophet, LSTM) для моделювання часових рядів фінансових активів, що забезпечило покращення точності прогнозування.
3. Імплементовано метод Монте-Карло для моделювання сценаріїв розвитку ринку та оцінки вартості інвестиційного портфеля в умовах стохастичної невизначеності.
4. Розроблено інтерактивну платформу для аналізу ринкових тенденцій, прогнозування змін

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

курсів акцій та формування аналітичних рекомендацій щодо інвестиційної діяльності.

5. Забезпечено можливість врахування впливу макроекономічних та ринкових факторів на прогнозні моделі.

Розроблена система є ефективним аналітичним інструментом для підтримки прийняття фінансових рішень в умовах високої волатильності ринків. Вона дозволяє:

1. Мінімізувати фінансові ризики та оптимізувати прибутковість інвестиційного портфеля завдяки підвищеній точності прогнозування.

2. Аналізувати ринкові тенденції та формувати обґрунтовані інвестиційні стратегії.

3. Адаптуватися до динамічних змін ринку шляхом врахування зовнішніх макроекономічних факторів.

4. Отримувати конкурентні переваги, використовуючи передові методи штучного інтелекту для аналізу фінансових даних.

Перспективи подальших досліджень:

1. Удосконалення моделей прогнозування шляхом інтеграції складніших нейромережових архітектур та використання глибшого аналізу ринкових факторів.

2. Розширення функціональності системи для моделювання не лише акцій, а й інших фінансових інструментів (облігацій, валют, криптовалют).

3. Розробка адаптивних механізмів навчання, що дозволять системі автоматично оновлюватися відповідно до змін ринкової кон'юнктури.

4. Інтеграція з іншими фінансовими платформами для розширення аналітичних можливостей та підвищення ефективності інвестиційного управління.

Представлені результати підтверджують практичну значущість розробленої системи для інвесторів, фінансових аналітиків та трейдерів, забезпечуючи їм науково обґрунтований підхід до прийняття рішень у складних фінансових умовах.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). Forecasting: principles and practice. OTexts.
2. Taylor, S. J., & Letham, B. (2018). Forecasting at scale. PeerJ Preprints 6.
3. Bachelet, M. (2019). Financial Econometrics Using Stata. Stata Press.
4. Tsay, R. S. (2018). Analysis of financial time series. John Wiley & Sons.
5. Fischer, T., & Krauss, C. (2018). Deep learning with long short-term memory networks for financial time series forecasting. European Journal of Operational Research, 269(2), 654-669.
6. Lessmann, S., Baesens, B., Seow, H. V., & Thomas, L. C. (2015). Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring: An update of research. European Journal of Operational Research, 247(1), 124-136.
7. Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. Machine learning, 20(3), 273-297.
8. Livieris, I. K., & Pintelas, P. E. (2019). A LSTM network for stock market forecasting. Expert Systems with Applications, 118, 1-12.
9. Penman, S. H. (2012). Financial statement analysis and security valuation. McGraw-Hill Education.
10. Murphy, J. J. (1999). Technical analysis of the financial markets: A comprehensive guide to trading strategies and techniques. New York Institute of Finance.
11. Bloomberg Terminal. Електронний ресурс. URL: <https://www.bloomberg.com/professional/terminal/> (дата звернення: 2023-11-24).
12. Refinitiv Eikon. Електронний ресурс. URL: <https://www.refinitiv.com/en/products/eikon-desktop> (дата звернення: 2023-11-24).
13. MetaTrader. Електронний ресурс. URL: <https://www.metatrader5.com/en> (дата звернення: 2023-11-24).
14. TradingView. Електронний ресурс. URL: <https://www.tradingview.com/> (дата звернення: 2023-11-24).
15. Yahoo Finance. Електронний ресурс. URL: <https://finance.yahoo.com/> (дата звернення: 2023-11-24).
16. Google Finance. Електронний ресурс. URL: <https://www.google.com/finance> (дата звернення: 2023-11-24).
17. FinTech. Електронний ресурс. URL: <https://www.fintech.com/> (дата звернення: 2023-11-24).

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

18. Zhang, Y., & Li, B. (2020). Stock market prediction based on deep learning neural network. *Neural Processing Letters*, 51(3), 1079-1093.
19. Dash, P. K., & Mishra, A. K. (2021). A novel approach for stock market forecasting using LSTM neural network. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 33(4), 481-489.
20. Sethi, N., & Mittal, M. (2022). Stock price prediction using LSTM and reinforcement learning-based agent. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 13(1), 25-38.

Надійшла до редакції 20.01.2025р.

УГРИН ДМИТРО ІЛІЧ – доктор технічних наук, професор, доцент кафедри комп'ютерних наук, Чернівецький національний університет ім. Ю. Федьковича, Чернівці, Україна. [e-mail:d.ugryn@chnu.edu.ua](mailto:d.ugryn@chnu.edu.ua)

УШЕНКО ЮРІЙ ОЛЕКСАНДРОВИЧ – доктор фізико-математичних наук, професор, завідувач комп'ютерних наук, Чернівецький національний університет ім. Ю. Федьковича, Чернівці, Україна. [e-mail:y.ushenko@chnu.edu.ua](mailto:y.ushenko@chnu.edu.ua)

ТОМКА ЮРІЙ ЯРОСЛАВОВИЧ – кандидат фізико-математичних наук, доцент кафедри комп'ютерних наук, Чернівецький національний університет ім. Ю. Федьковича, Чернівці, Україна. [e-mail:y.tomka@chnu.edu.ua](mailto:y.tomka@chnu.edu.ua)

ГАЗДЮК КАТЕРИНА ПЕТРІВНА – доктор філософії, доцент, завідувач кафедри програмного забезпечення комп'ютерних систем, Чернівецький національний університет ім. Ю. Федьковича, Чернівці, Україна. [e-mail:y.dobrovolsky@chnu.edu.ua](mailto:y.dobrovolsky@chnu.edu.ua)

ДВОРЖАК ВАЛЕНТИНА ВОЛОДИМИРІВНА – кандидат технічних наук, асистент кафедри комп'ютерних наук, Чернівецький національний університет ім. Ю. Федьковича, Чернівці, Україна. [e-mail:v.dvorzhak@chnu.edu.ua](mailto:v.dvorzhak@chnu.edu.ua)

БІЛОБРИЦЬКИЙ ДЕНИС АНАТОЛІЙОВИЧ - студент-магістрант кафедри комп'ютерних наук, Чернівецький національний університет ім. Ю. Федьковича, Чернівці, Україна. [e-mail: bilobrytskyi.denys@chnu.edu.ua](mailto:bilobrytskyi.denys@chnu.edu.ua)

D.I. UHRYN, Yu.O. USHENKO, Yu.Ya. TOMKA, K.P. HAZDIUK, V.V. DVORZHAK, D.A.
BILOBRYTSKYI

AGILE RISK MANAGEMENT METHODOLOGIES IN THE LIFE CYCLE OF AN INTELLIGENT SYSTEM FOR FORECASTING SOLUTIONS OF MARKET SHARE DYNAMICS

Yuriy Fedkovych Chernivtsi National University